

文章编号 1004-924X(2016)06-1465-09

## 基于特征信息分类的三维点数据去噪

吴禄慎, 史皓良\*, 陈华伟

(南昌大学机电工程学院, 江西 南昌 330031)

**摘要:** 为了有效去除获取三维点云数据时的噪声, 同时又不损失模型的特征信息, 提出了一种基于三维点云特征信息分类的去噪算法。首先采用主成分分析法和二次曲面拟合法估算三维点云的微分几何信息; 然后根据点云平均曲率的局部特征权值, 将点云数据划分为特征信息较少的平坦区域和特征信息丰富的区域, 针对不同特征区域分别采用邻域距离平均滤波算法和自适应双边滤波算法进行去噪滤波。实验结果表明: 滤波后点云数据的最大误差为 0.144 7 mm, 标准偏差为 0.021 0 mm。在不同噪声强度下, 该去噪算法均能够达到较好的去噪效果, 并保留点云的高频特征信息。

**关键词:** 点云去噪; 特征分类; 双边滤波; 微分几何信息

**中图分类号:** TP391.41 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20162406.1465

## Denoising of three-dimensional point data based on classification of feature information

WU Lu-shen, SHI Hao-liang\*, CHEN Hua-wei

(School of Mechatronic Engineering, Nanchang University, Nanchang 330031, China)

\* Corresponding author, E-mail: chrissun@foxmail.com

**Abstract:** To ensure no loss of feature information of model and effectively eliminate the noise at the time of acquisition of three-dimensional point cloud data, a kind of denoising algorithm based on classification of three-dimensional point cloud feature information was proposed. Firstly, the principal component analysis and conicoid fitting method were adopted to estimate the differential geometry information of three-dimensional point cloud. Then, according to the local feature weight of average curvature of point cloud, the cloud data was divided into flat region with little feature information and region with rich feature information. Pursuant to different feature regions, the average filtering algorithm with neighborhood distance and self-adaptive bilateral filtering algorithm were respectively adopted to perform denoising and filtering. The experimental results indicate that the maximum error of point cloud data is 0.144 7mm, and standard deviation is 0.021 0 mm after filtering. Under different noise intensities, this denoising algorithm may reach preferable denoising effects and reserve the high-frequency feature information of point cloud.

**Key words:** Point cloud denoising; Feature classification; Bilateral filtering; Differential geometry information

收稿日期: 2016-02-13; 修订日期: 2016-04-08.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No. 51365037)

## 1 引言

近年来,随着计算机技术与三维数字信息化的不断发展,通过三维扫描等方式获得三维点模型数据,并对其进行逆向建模,已经成为当前的研究热点<sup>[1,2]</sup>。三维点模型也被广泛应用于 3D 打印、虚拟现实和计算机建模等领域<sup>[3]</sup>。然而通过三维扫描仪获得点云数据的过程中,测量得到的三维数据总会出现随机误差,被测物体表面本身的不平顺也使得测得的数据信息存在一定的噪声信息。因此,在建模过程中,需要对所得到的数据进行噪声检测和去除工作。一般一个好的点云数据去噪算法具有以下特点:(1)有效去噪去噪的同时能够保持模型的高频几何特征;(2)处理过程中能够减少体积收缩和模型的扭曲变形;(3)算法复杂程度低,算法实现时间快;(4)能够提高降噪模型的鲁棒性。

## 2 相关工作

近年来,国内外诸多学者对点云模型的去噪方法做了相应研究,也出现了很多点云数据去噪算法。Taubin<sup>[4]</sup>首先将 Laplace 滤波方法用于网格去噪,但由于 Laplace 算子为各向同性,这就使得去噪过程中不能够保持模型特征。Fleishman<sup>[5]</sup>和 Jones<sup>[6]</sup>等将图像双边滤波方法推广到三维网格模型去噪上,提出了各向异性特征保持的去噪算法。但是由于双边滤波的平滑滤波因子和特征保持因子在不同特征区域的权重不能自适应调整,所以在滤波过程中可能会出现过光滑。Choudhury<sup>[7]</sup>等人将三边滤波算法用于网格曲面三边消噪中,即先利用双边滤波算法进行法向平滑,然后在梯度相似的最优邻域内限定消噪核函数,以在去噪后保持高频特征。但该算法的时间复杂程度和空间复杂程度较高。

梁新合<sup>[8]</sup>根据点云自适应最优邻域阈值,通过计算点的法向矢量和法向局部方差,并利用三边滤波实现法相矢量和位置的调整,来达到散乱点云的去噪。该算法在点云特征的细节保持上具有很好的效果。张鑫等<sup>[9]</sup>人通过对点模型进行二次型拟合,并利用拟合出来的二次型构造出三维模型的特征因子,与双边滤波中的距离因子和相

似度因子组合起来构成一个三边滤波器,对点模型的曲率、法向量和距离进行滤波。但是该方法对于模型中稀疏部分二次型拟合的不够好,而且计算效率比较低。苏志勋<sup>[10]</sup>通过对法向量修正方法进行改进,并改进  $L_1$  中值滤波算法,该算法当离群点很多时会出现较大的误差。葛宝臻<sup>[11]</sup>将点云数据进行特征分类,然后针对不同特征类型的点云数据分别采用平面投影滤波和可变参数的双边滤波算法进行滤波,但是其对于顶点曲率的估计有一定误差。曹爽<sup>[12]</sup>等对三维点云进行噪声分类,针对特征点和非特征点噪声信息,采用两种不同的双边滤波因子进行滤波,该算法对三维模型的特征具有较好的保持效果,但时间成本较高。LI<sup>[13]</sup>采用 WLOP(Weighted Locally Optimal Projection)投影将点云法向量信息集成在投影钟上,投影过程中跳过三维数据中的高频特征点,将它们看作是法向量空间中的外电,从而实现了点云数据去噪过程中的特征保持。该算法具有较好的鲁棒性。刘彬<sup>[14]</sup>等对双边滤波算子进行改进,然后将基于正交投影构建的距离和曲率约束因子相结合,实现点云滤波。该算法特征保持效果好但对于特征较多的复杂点云,需进一步改进。GU<sup>[15]</sup>等提出一种基于高斯曲率分类的滤波算法,其利用高斯曲率将点云数据分类,然后分别采用改进的中值滤波算法和双边滤波算法进行滤波。袁小翠<sup>[16]</sup>在采用 K 均值聚类对点云简化平滑后,将其映射到高斯球上,该方法将点云的特征丰富区域与平坦区域分开,可以更好地对点云模型进行分类处理。

在众多的去噪方法中,双边滤波方法具有较好的去噪效果,但其对尖锐特征区域较难进行特征保持,而对于噪声相对平坦的区域又容易产生过光滑。针对双边滤波方法的弊端,本文提出一种基于噪声特征分类的双边滤波去噪算法。首先根据点云模型曲率对三维点云进行特征分类,然后对于平均曲率较小的区域采用邻域距离平均滤波算法处理,对于尖锐的特征丰富区域采用自适应双边滤波算法进行滤波。

## 3 方法描述

本文首先基于曲率特征信息对点云进行分类,然后针对不同曲率特征下的区域分别采用相

应的滤波平滑算法进行噪声去除。具体算法流程如图 1 所示。

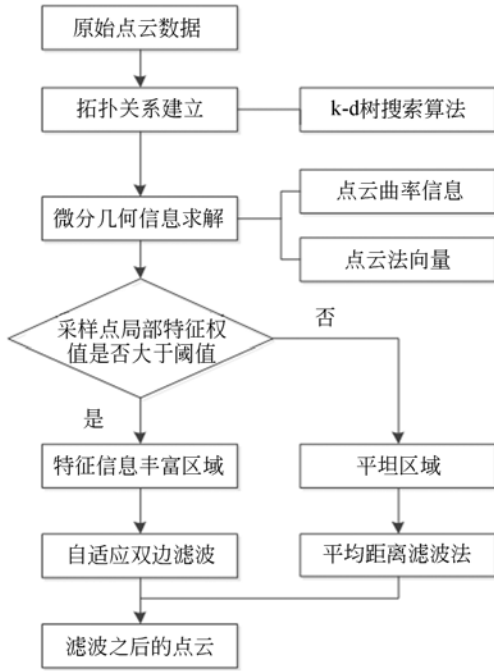


图 1 算法流程图

Fig. 1 Flowchart of proposed algorithm

### 3.1 点云微分几何信息估算

通过三维扫描仪获得的点云数据只有三维坐标信息,而点云微分几何信息则可以作为单一点云坐标信息的补偿。其中点云微分几何信息主要包括法向量和曲率值。

准确的法向量信息和曲率信息对点云预处理、点云分割、点云特征提取以及曲面重建都具有非常重要的作用。本文对于三维散乱点云数据的法向量估算和曲率估算采用主成分分析法(PCA)。

#### 3.1.1 三维点云曲率信息估算

采集到的点云数据没有任何拓扑结构,在对点云数据进行微分几何信息估算时,首先需要建立点云间的拓扑关系,一般以点云的邻域信息为基础对数据进行运算。因而, $k$ 邻域构建是点云微分信息估算和点云数据处理的基础。本文采用  $k$ - $d$  树结构来对点云邻域进行搜索。

本文采用二次曲面拟合方法来对点云曲率进行估算,首先建立局部坐标系,然后对点云数据进行局部基面参数化,最后对点云数据进行二次曲面拟合,并根据曲面论相关知识对点云曲率进行

求解。由微分几何知识可以知道,任何曲面的局部形状均可由二次曲面来近似描述,如式(1)和(2)所示:

$$S(u, v) = (u, v, \omega(u, v)), \quad (1)$$

$$\omega(u, v) = au^2 + buv + cv^2 + eu + fv. \quad (2)$$

若一次项的系数  $e, f$  为零,则可将二次曲面看作二次抛物面曲面。利用最小二乘法求解,得到二次曲面的参数  $a, b, c$ 。对得到的抛物面进行一阶和二阶求导,得到曲面的第一和第二基本形式,如式(3)和式(4)所示:

$$I = d\omega^2 = Edu^2 + 2Fdu dv + Gdv^2, \quad (3)$$

$$II = -d\omega dn = Ldu^2 + 2Mdudv + Ndv^2, \quad (4)$$

其中,  $E = S_u^2, F = S_u \cdot S_v, G = S_v^2$  称为曲面的第一基本量,  $L = S_{uu} \cdot n, M = S_{uv} \cdot n, N = S_{vv} \cdot n$  为曲面的第二基本量。对二次曲面  $W$  在点  $P_i$  处  $((u, v) = (0, 0))$  进行一阶偏导求解可得到法矢,然后再求其二阶偏导和混和偏导,得到二次曲面的第一基本量  $E, F, G$  和第二基本量  $L, M, N$ 。最后,可以得到被测曲面在点  $P_i$  处的高斯曲率和平均曲率,如式(5)和式(6)所示:

$$K = k_1 k_2 = \frac{LN - M^2}{EG - F^2} = 4ac - b^2, \quad (5)$$

$$H = \frac{1}{2}(k_1 + k_2) = \frac{EN - 2FM + LG}{2(EG - F^2)} = a + c. \quad (6)$$

#### 3.1.2 点云法向量估算与调整

本文采用  $k$  邻域拟合曲面的方法,即 PCA 来估算点云法向量。假定得到的数据点集合为  $X = \{x_i, i \in 1, 2, \dots, n\}, x_i \in R^3$ , 则所获得采样点  $X$  的协方差矩阵如式(7):

$$C = \begin{bmatrix} x_1 - \bar{x} \\ \vdots \\ x_k - \bar{x} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} x_1 - \bar{x} \\ \vdots \\ x_k - \bar{x} \end{bmatrix}, \quad (7)$$

其中,  $\bar{x}$  为采样点  $x_i$  及其  $k$  近邻所构成的集合的重心,其表示采样点  $x_i$  的邻域点相对于重心  $\bar{x}$  的偏离程度。矩阵  $C$  为三价对称的半正定矩阵,它具有 3 个特征值  $\lambda_0, \lambda_1, \lambda_2$ , 其中  $\lambda_0 \leq \lambda_1 \leq \lambda_2$ 。3 个特征值对应 3 个特征向量  $e_0, e_1, e_2$ 。而最小特征值对应的特征向量  $e_0$  近似为局部曲面在采样点  $x_i$  处的法向量  $n = e_0$ 。

由于对法向量求解后所得到的三维点云数据的点云法矢方向不一致,故需要进行法向量调整。采用文献[17]中的方法,首先构造点云的无向图,然后确定在意一点的法向量方向,最后依次遍历

无向图并沿法向方向传播。若相邻两点的法向内积为正,则说明法向一致,若内积为负,则需要调整下一个遍历点的法向,直至点云中所有点的法向一致。

### 3.2 基于平均曲率的点云特征分类

为了更好地去除三维点云数据中的噪声信息,而且在去除噪声的同时能够保持尖锐特征。本文将三维点云数据划分为两种邻域类型区域,分别为特征信息少的平坦区域和特征信息丰富的区域。本文采用文献[8]中基于点云平均曲率的方法对三维点云数据进行邻域划分;采用文献[17]中计算点的局部特征权值的方法进行区域划分。已知点  $p_i$  处的平均曲率为  $H_i$ ,则定义采样点在  $k$  近邻域内的局部特征权值如公式(8)所示:

$$s(x_i, k) = \sqrt{\frac{1}{k} \sum_i^k (|H_{p_i}| - \bar{H})^2} + \sqrt{(H_i - \bar{H})^2}, \quad (8)$$

其中  $\bar{H}$  为采样点邻域内的平均曲率:

$$\bar{H} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n H_i. \quad (9)$$

若点  $p$  处的局部特征权值小于设定阈值  $s_{\max}$ ,则判定点  $p$  为平坦区域的点,反之,若点  $p$  处的局部特征权值大于阈值  $s_{\max}$ ,则将点  $p$  划分到特征丰富区域,然后对不同区域分别采用不同的滤波方法进行去噪。

图 2 为基于平均曲率的局部特征权值的点云特征分类结果。若采样点的  $k$  邻域中局部特征权值大于阈值  $s_{\max}$  则将其划分为特征丰富区域,反之则作为平坦区域。



图 2 特征分类

Fig. 2 Feature classification

### 3.3 基于点云特征信息分类的去噪算法

采取有针对性的滤波去噪算法对划分好特征类型的点云数据进行去噪。对特征较少的平坦区

域进行中值滤波去噪,对特征丰富的区域进行双边滤波去噪。

#### 3.3.1 平坦区域的点云去噪

对于特征信息较少的平坦区域,因为曲率变换不是很大,所以采用一种基于采样点  $k$  近邻邻域内点到近邻点平均距离的统计滤波算法,去除远离该区域的稀疏点和离散点。去噪后平坦区域得到的新的点云数据  $p'$  为

$$p' = \{p_i \in P | (\mu_n - \alpha\sigma_n) \leq \bar{d}_i \leq (\mu_n + \alpha\sigma_n)\}, \quad (10)$$

其中  $\bar{d}_i$  为采样点  $k$  近邻邻域  $\mu_n$  内点到近邻点的平均距离,  $\mu_n$  为整个平坦区域的距离平均值,  $\sigma_n$  为标准差。各个参数计算公式如下:

$$\bar{d}_i = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \|p_{ij} - p_i\|, \quad (11)$$

$$\mu_n = \frac{1}{n} \sum_i^N \bar{d}_i, \quad (12)$$

$$\sigma_n = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_i^N (\bar{d}_i - \mu_n)^2}, \quad (13)$$

算法步骤如下:

(1)对于特征信息较少的平坦区域中的每个数据点  $p_i$ ,搜索其  $k$  近邻中的所有点;

(2)利用式(11)、式(12)与式(13)分别计算每个采样点  $p_i$  的  $k$  近邻邻域内点到近邻点的平均距离  $\bar{d}_i$ ,以及平坦区域点云内的所有采样点的  $\bar{d}_i$  的平均距离和均方差;

(3)借助均值方差理论,即由公式(10)来判断需要去除的噪声点和离散点。若采样点  $p_i$  的平均距离  $\bar{d}_i$  在所给的阈值之外,则将该点移除。

#### 3.3.2 特征丰富区域的点云平滑

利用双边滤波算法进行三维点云的去噪具有很多优点,其一开始是在图像处理中用于轮廓的特征保持,本文采用 Jones<sup>[6]</sup> 的双边滤波方法,如公式(14)所示:

$$p' = p + a \times n, \quad (14)$$

其中  $p'$  为滤波后得到的点数据,  $p$  为初始点云数据,  $n$  为法向量,  $a$  为双边滤波因子,它的计算公式如(15)所示:

$$\alpha = \frac{\sum_{i=1}^k \omega_1(\|p - p_i\|) \omega_2(\langle p - p_i, n \rangle) \langle p - p_i, n \rangle}{\sum_{i=1}^k \omega_1(\|p - p_i\|) \omega_2(\langle p - p_i, n \rangle)}, \quad (15)$$

其中  $k$  为离采样点最近的邻域内的采样点数,  $w_1$  和  $w_2$  为双边滤波函数的空间域和频率域权重, 它们分别控制着双边滤波的平滑程度和特征保持程度。其具体形式如式(16)和(17)所示:

$$w_1(x) = e^{-\frac{x^2}{2\sigma_1^2}}, \quad (16)$$

$$w_2(y) = e^{-\frac{y^2}{2\sigma_2^2}} \quad (17)$$

参数  $\sigma_1$  是数据点  $p$  到邻域点的距离对点  $p$  的影响因子,  $\sigma_1$  越大表明选取的邻域点越多, 滤波效果会更好, 可是其越大也会减弱对点云特征保持的能力。参数  $\sigma_2$  是数据点  $p$  到邻近点的距离向量在该点法向  $n$  上的投影对数据点  $p$  的影响因子, 它控制着滤波过程中对点云数据的特征保持程度, 其值愈大, 特征保持效果越好。通常情况下,  $\sigma_1$  取点的邻域半径,  $\sigma_2$  取为邻域点的标准偏差。

$$\sigma_1 = \max \| p - p_i \|, i \in [1, k], \quad (18)$$

$$\sigma_2 = \sqrt{\frac{1}{k-1} \sum_{i=1}^k (\xi_i - \bar{\xi})^2}, x = \langle p - p_i, n \rangle, \quad (19)$$

算法的具体步骤如下:

- (1) 对特征信息丰富区域中的每个数据点  $p_i$ , 计算其  $k$ -近邻点;
- (2) 对每个近邻点, 求出  $w_1(x)$  参数中  $x = \| p - p_i \|$  的值和  $w_2(y)$  参数中  $y = \langle p - p_i, n \rangle$ ;
- (3) 根据式(6)、(17)以及选定的  $\sigma_1$  与  $\sigma_2$ , 计算得到  $w_1(x)$  与  $w_2(y)$  的值;
- (4) 将式(3)中计算得到的值带入双边滤波因子  $\alpha$  的计算公式中, 求出双边滤波因子  $\alpha$ ;

(5) 然后利用公式(14)对特征丰富区域中的点进行法向移动得到滤波后新的点云数据。

(6) 依次计算完所有点并通过变换后得到新的点云数据, 结束。

## 4 实验结果与分析

### 4.1 不同去噪算法比较

为了验证本文算法的优越性, 选取 Stanford Bunny 模型进行去噪实验, 同时与应用比较广泛的双边滤波算法和 Laplace 去噪算法进行比较。本文实验在硬件平台处理器为 Intel i-5200U 2.20 GHz、内存为 8GB 的计算机上进行。如图 3 所示, 其中图 3(a)为原始的点云数据, 为了更好地观察点云的去噪效果, 利用 Geomagic 软件对点云进行封装三角面片加光照显示。图 3(b)为原始的点云渲染之后的模型, 图 3(c)为添加了信噪比为 30 dB 的高斯白噪声之后的噪声模型。

去噪结果如图 4 所示。图(a)为采用 Laplace 算法迭代 5 次对 Bunny 模型进行去噪, 从图中可以看出, 采用 Laplace 算子去噪后, 模型尖锐的部分也被平滑了。由图(b)和图(c)的对比结果不难看出, 本文基于特征分类的滤波去噪算法比原始双边滤波算法的去噪效果好, 其去噪后的模型在保持高频特征的前提下避免了对平坦区域产生过光滑。表 1 为各种方法滤波后结果与原模型的误差比较。从表 1 可以看出, 本文方法的误差较小, 更好地保持了原模型的特征。

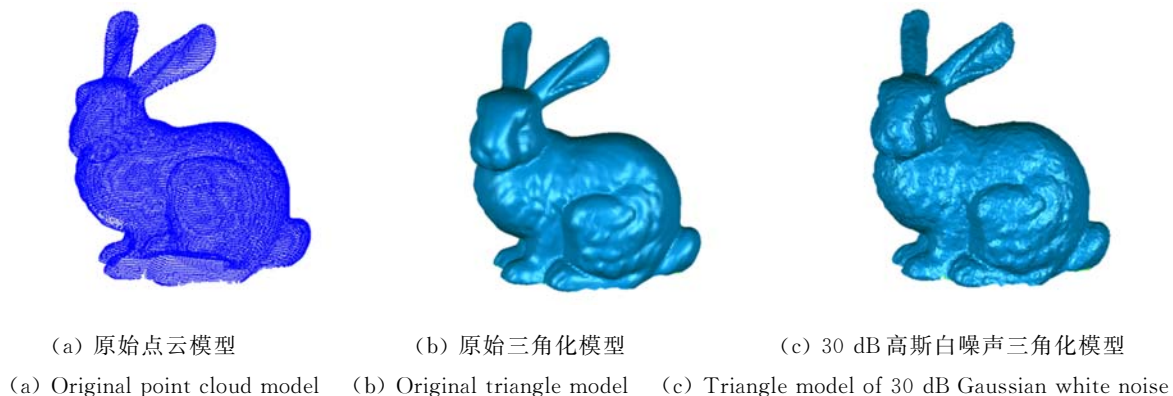


图 3 Bunny 原始点模型与噪声模型

Fig. 3 Original point model of bunny and it's noise mode



(a) Laplace 迭代 5 次去噪结果 (b) 双边滤波迭代 2 次的去噪结果 (c) 本文算法迭代 2 次的去噪结果  
 (a) Denoising results of Laplace with 5 times of iterations (b) Denoising results of bilateral filter with 2 times of iterations (c) Denoising results of proposed method with 2 times of iterations

图 4 Bunny 模型的去噪结果

Fig. 4 Denoising results of bunny model

表 1 3 种滤波方法的误差比较

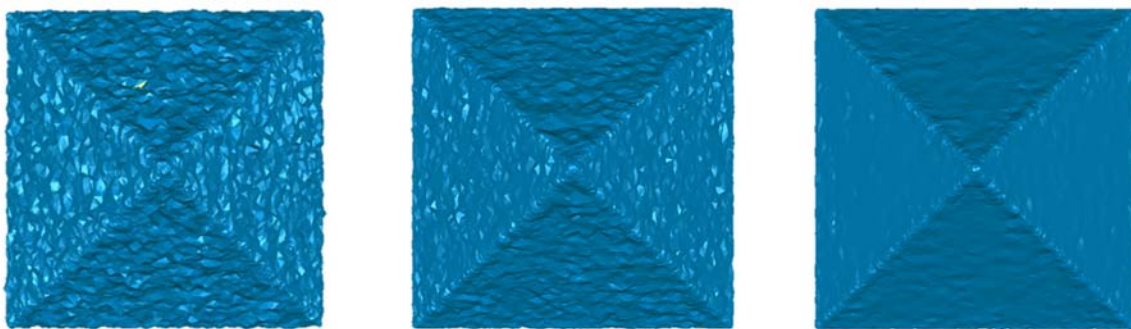
Tab. 1 Error comparison of three filtering methods

方法	迭代次数	最大误差 / 平均误差 / 标准偏差 /		
		mm	mm	mm
Laplace	5	0.286 7	0.051 2	0.041 3
双边滤波	2	0.195 5	0.034 5	0.027 5
本文方法	2	0.144 7	0.027 6	0.021 0

4.2 不同噪声强度模型的去噪结果对比

为了更好地验证算法的可行性,选取模型数据点为 20 000 的八面体(Octahedron)模型,八面体模型的特征区域分布在各个平面的交界处,包

括平面的相交边界和角点区域。分别添加信噪比为 5,10,20 dB 的高斯白噪声。得到 3 个不同噪声强度的八面体噪声模型,如图 5 所示。使用本文去噪算法对 3 组八面体点云数据进行去噪处理,得到去噪后的三角化光照模型,如图 6 所示。从图中可以看出,算法对于噪声的去除有很好的效果,即使在噪声信噪比较小的情况下也能够很好的去噪。图 7 为去噪后模型与原始八面体点模型数据的偏差色谱图。从图中可以看出,去噪后的八面体模型整体偏差很小,仅在尖锐部分出现了一定的偏差,而且避免了在平坦区域出现过光顺现象。



(a) 5 dB (b) 10 dB (c) 20 dB

图 5 不同噪声强度下的八面体点模型

Fig. 5 Octahedron point models under different noise intensities

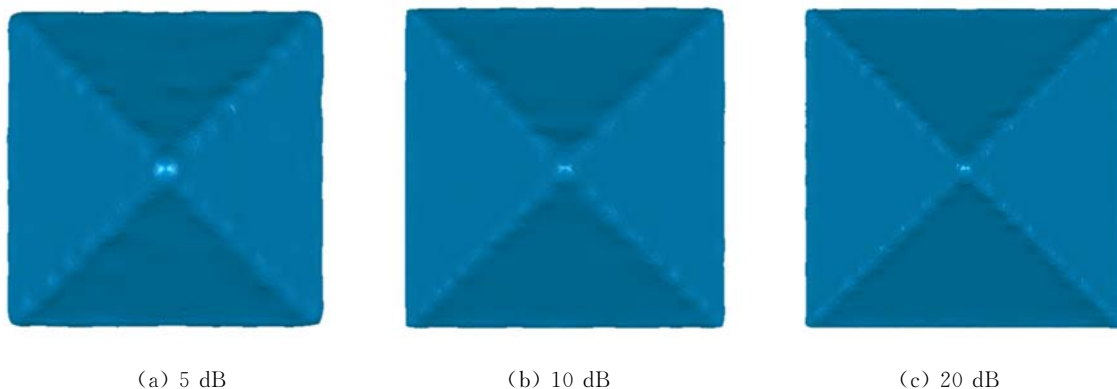


图6 本文方法对不同噪声水平的八面体模型去噪结果

Fig. 6 Denoising results of proposed method on octahedron model with different noise intensities

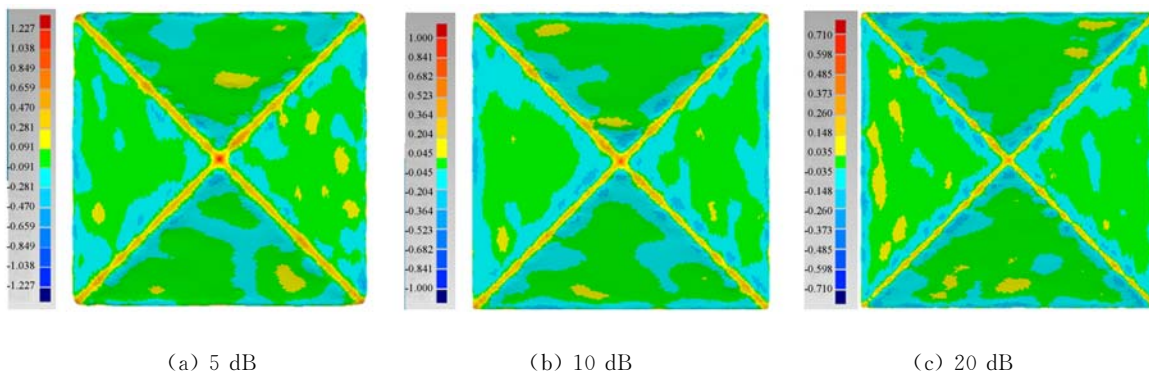


图7 不同噪声水平八面体去噪后模型与原模型的偏差色谱图

Fig. 7 Deviation chromatograms between octahedron model after denoising and original model in different noise intensities

## 5 结 论

针对三维散乱点云去噪预处理过程中,点云特征信息难以保持以及双边滤波容易产生过光滑的问题。本文提出一种基于点云曲率特征分类的去噪算法。首先采用主成分分析法和二次曲面拟合方法对三维点云微分几何信息进行估算,然后根据基于点云平均曲率的局部特征权值将点云数

据划分为特征信息较少的平坦区域和特征信息丰富的区域,最后根据不同特征区域采用邻域距离平均滤波算法和自适应双边滤波算法对点云模型进行去噪滤波。对 Bunny 模型采用不同算法进行对比验证和不同噪声强度下的滤波验证。结果表明,采用本文算法去噪后的模型,可以在保持高频特征的前提下避免了双边滤波对特征信息较少的平坦区域产生过光滑现象。

### 参考文献:

- [1] 孙美玲,李永树,陈强,等. 基于迭代多尺度形态学开重建的城区 LiDAR 滤波方法[J]. 红外与激光工程, 2015, 44(1): 363-369.  
SUN M L, LI Y SH, CHEN Q, *et al.*. Iterative multi-scale filter based on morphological opening by reconstruction for LIDAR urban data[J]. *Infrared*

*and Laser Engineering*, 2015, 44(1): 363-369. (in Chinese)

- [2] 张雨禾,耿国华,魏潇然. 散乱点云谷脊特征提取[J]. 光学精密工程, 2015, 23(1): 310-318.  
ZHANG Y H, GENG G H, WEI X R. Valley-ridge feature extraction from point clouds[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(1): 310-318. (in Chinese)  
[3] 全燕鸣,黎淑梅,麦青群. 基于双目视觉的工件尺寸

- 在机三维测量[J]. 光学精密工程, 2013, 21(4): 1054-1061.
- QUAN Y M, LI SH M, MAI Q Q. On-machine 3D measurement of workpiece dimensions on binocular vision [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(4): 1054-1061. (in Chinese)
- [4] TAUBIN G. A signal processing approach to fair surface design [C]. Mair S G, Cook R (eds.). *The 22nd Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques (SIGGRAPH95)*. New York: ACM Press, 1995:351-358.
- [5] FLEISHMAN S, DRORI I, COHEN-Or D. Bilateral mesh denoising [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2003, 22(3): 950-953.
- [6] JONES T, DURAND F, DESBRUN M. Non-iterative, feature-preserving mesh smoothing[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2003, 22(3):943-949.
- [7] CLOUDHURY P, TUMBLIN J. The trilateral filter for high contrast images and meshes [C]. *Proc. of the Euro-graphics Symp. on Rendering. Heidelberg: Springer-Verlag Press*, 2003:186-196.
- [8] 梁新合, 梁晋, 郭成, 等. 基于自适应最优邻域的散乱点云降噪技术研究[J]. 中国机械工程, 2010, 21(6):639-643.
- LIANG X H, LIANG J, GUO CH, et al.. Study on scatter point cloud denoising technology based on self-adaptive optimal neighborhood [J]. *China Mechanical Engineering*, 2010, 21(6): 639-643. (in Chinese)
- [9] 张鑫, 王章野, 范涵奇, 等. 保特征的三维模型的三边滤波去噪算法[J]. 计算机辅助设计与图形学报, 2009, 21(7):936-942.
- ZHANG X, WANG ZH Y, FAN H Q, et al.. A feature preserving denoising approach for scanned models based on trilateral filtering [J]. *Journal of Computer Aided Design & Computer Graphics*, 2009, 21(7):936-942. (in Chinese)
- [10] 苏志勋, 栗志扬, 王小超. 基于法向修正及中值滤波的点云平滑[J]. 计算机辅助设计与图形学报, 2010, 22(11):1892-1898.
- SU ZH X, LI ZH Y, WANG X CH. Denoising of point-sampled model based on normal mollification and median filtering[J]. *Journal of Computer Aided Design & Computer Graphics*, 2010, 22(11): 1892-1898. (in Chinese)
- [11] 葛宝臻, 项晨, 田庆国, 等. 基于曲率特征混合分类的高密度点云去噪方法[J]. 纳米技术与精密工程, 2012, 10(1):64-67.
- GE B ZH, XIANG CH, TIAN Q G, et al.. Denoising approach of high density point clouds based on mixed classification of curvature features [J]. *Nanotechnology and Precision Engineering*, 2012, 10(1):64-67. (in Chinese)
- [12] 曹爽, 岳建平, 马文. 基于特征选择的双边滤波点云去噪算法[J]. 东南大学学报, 2013, 43(2):351-354.
- CAO SH, YUE J P, MA W. Bilateral filtering denoise algorithm for point cloud based on feature selection [J]. *Journal of Southeast University*, 2013, 43(2):351-354. (in Chinese)
- [13] BAO L, RUWEN S, REINHARD K, et al.. Robust normal estimation for point clouds with sharp features[J]. *Computers & Graphics*, 2010, 34(2): 94-106.
- [14] 刘彬, 李梦瑞, 林洪斌, 等. 基于正交投影约束的点模型去噪 [J]. 计算机工程, 2012, 38(20):264-267.
- LIU B, LI M R, LIN H B, et al.. Denoising of point model based on orthogonal projection constraint[J]. *Computer Engineering*, 2012, 38(20): 264-267. (in Chinese)
- [15] GU X Y, LIU Y S, WU Q. A filtering algorithm for scattered point cloud based on curvature features classification [J]. *Journal of Information & Computational Science*, 2015, 12(2):525-532.
- [16] 袁小翠, 吴禄慎, 陈华伟. 特征保持点云数据精简 [J]. 光学精密工程 2015, 23(9):2666-2676.
- YUAN X C, WU L SH, CHEN H W. Feature preserving point cloud simplification [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(9):2666-2676. (in Chinese)

- [17] 程效军, 贾东峰, 程小龙. 海量点云数据预处理理论与技术[M]. 上海: 同济大学出版社, 2014. 5.  
CHEN X J, JIA D F, CHEN X L. *Theory and*

*Technology of Mass Point Cloud Data Pretreatment* [M]. Shanghai: Tongji University Press, 2014. 5. (in Chinese)

作者简介:



吴禄慎(1953—),男,江西景德镇人,硕士,教授,博士生导师,1990年于清华大学获得硕士学位,主要从事虚拟现实、三维光学图像测量与逆向工程的研究。E-Mail: wulushen@163.com



史皓良(1992—),男,陕西延安人,硕士研究生,2014年于南昌大学获得学士学位,主要研究方向为逆向工程与图像处理。E-Mail: chrissun@foxmail.com

(版权所有 未经许可 不得转载)